



Colloque pédagogique national GEII - UPEC

Réflexions sur la formation et la recherche en IA

Mounim A. EL Yacoubi

mounim.el_yacoubi@telecom-sudparis.eu

Telecom SudParis / Institut Mines Telecom / Institut Polytechnique de Paris

2020-2021

Professional Career

Mounîm A. El Yacoubi

mounim.el_yacoubi@telecom-sudparis.eu

- 2008-Présent : **Telecom SudParis, Institut Mines Telecom, IP Paris**, *Professor*
- 2001-2008 : **Parascript, LLC**, Boulder, Colorado, **USA**
 - *Senior Scientist, R&D Staff*
 - Reconnaissance automatique des adresses postales, des chèques bancaires et des formulaires
- 1998-2001 : **Université pontificale catholique du Paraná (PUCPR)**, Curitiba, Brésil
 - *Professeur associé*
 - Montage de laboratoire commun avec le Canada.
- 1997-1998 : **CENPARMI, Concordia University**, Montreal, **Canada**
 - *Postdoc: Chercheur Visiteur (18 mois).*
- 1992-1996 : **Service de Recherche Technique de La Poste (SRTP)**, Nantes, France
 - Ingénieur de recherche (PhD)



ARMEDIA

Thématique Scientifique

- **Modélisation des données réelles et complexes générées par l'humain**
 - Incertitude inhérente aux données comportementales, physiologiques, et objets
 - Modélisation probabiliste fondées sur le Machine Learning.
- **Mes champs d'expertise**
 - Intelligence artificielle (IA)
 - Apprentissage automatique (Machine Learning)
 - Réseaux de neurones profonds (Deep Learning)
 - Reconnaissance statistique de formes (Statistical Pattern Recognition)
 - Fouille de données (Data Mining), Classification, Prédiction
 - Science de données (Data Science), Traitement du Signal et des Images

Teaching Activities



- Sciences de données
- IA, Machine Learning, Reconnaissance de formes
- Traitement du signal et des images

MSc M1
DATAPAC

M1 E3A

MSc M2
TRIED

Formation
Ingénieur

- 1A: MAT3601: Analyse de Données
- IMA4511 (2A) : Pattern Recognition & Biometrics (depuis 2009)
- SIC 7002 (2A) : Artificial intelligence for data science (depuis 2018)
- **English Track**
- **Summer School**

- **MAT7007 (M1)** : Application of Statistical Methods (depuis 2009)
- IMA 7505 (M1): Scientific project (depuis 2009)
- **IMA 7221 (M1)**: Signal processing & statistical Data Analysis (depuis 2009)
- Projet Long (M2)
- **M1 CSN - Intro to Machine Learning**



Formation
Ingénieur



Master SDNUM: ENSTA, Telecom Paris, TSP

- **M1: Notions Apprentissage**
- **M2: Apprentissage Machine Avancé**



Mastère
DataAI

**DATAAI902: Machine Learning:
Shallow & Deep Learning**



Formation
Ingénieur

SIA (2A) : Smart Image Applications
M1: Machine Learning

Réflexions sur l'enseignement en IA

- Cours divisés sur les 3 années du cycles d'ingénieurs
 - 1A: Fondements: Algèbre, Probabilités et Statistiques
 - 1A – 2A: Optimization, Traitement du Signal, Traitement d'Images
 - 2A: Introduction à l'IA / Machine Learning / Deep Learning
 - 3A: Concepts avancés en Deep Learning
 - Transfer Learning, Adversarial Learning, Interpretability/Explainability, Robustness
- 1A-2A-3A: Short term and Long Term Projects / Internships
- 1A-2A-3A: Top-Down Teaching Approach
 - Better for motivating Students

Réflexions sur l'enseignement en IA: Top-Down Teaching Approach

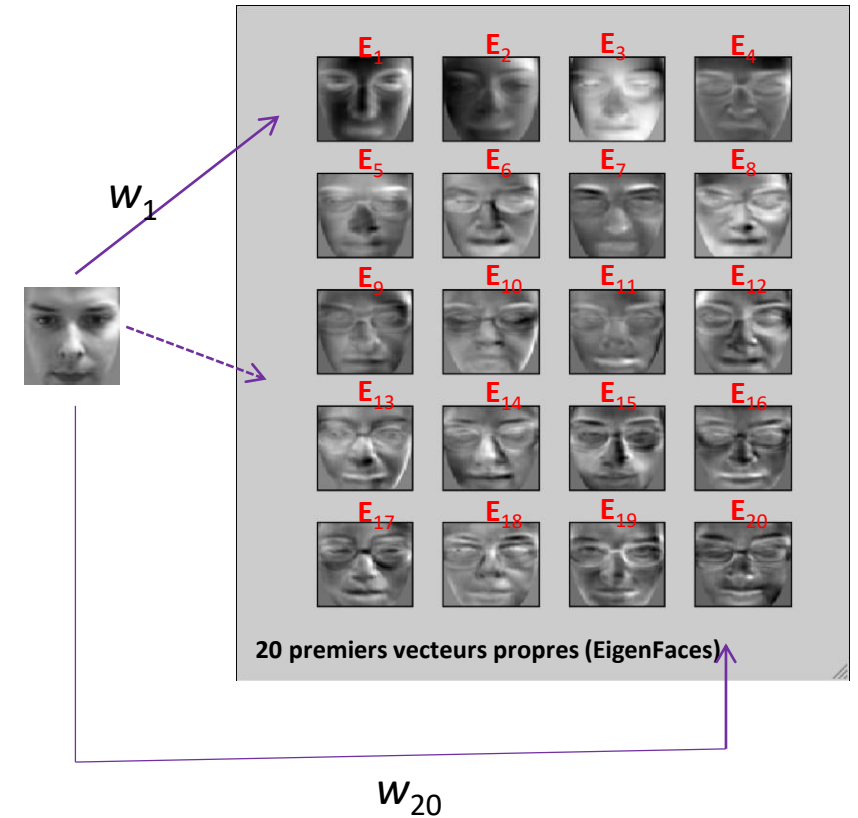
Exemple: Analyse en Composantes Principales: 1A



Face Recognition

Eigenfaces

PCA: Principal Component Analysis



- Eigenfaces
 - Images: Vectors, Matrices \rightarrow Linear Algebras
 - Finding Eigenfaces \rightarrow Eigen Vectors, Eigen values + Statistics + Optimization

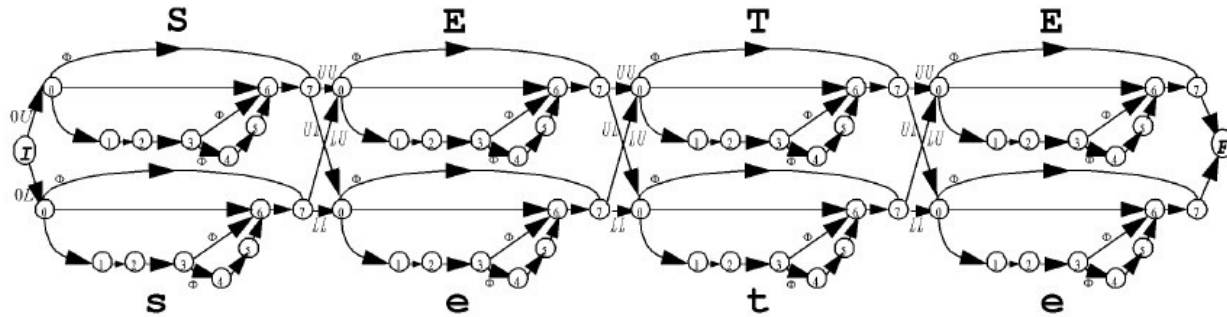
Réflexions sur l'enseignement en IA: Soft Skills in AI

- Travaux Pratiques: TP
 - We are in the open source era
 - Questions on the source code become less relevant
 - Emphasis on Analysis, Interpretation
- Animated Classes
 - Online, Covid
 - Discuss with students current AI Trends
 - Get them involved
- Projects
 - Best way to develop understanding of the concepts, analytical skills, best practices, etc.
- Some current negative Trends
 - Students just using the openly available AI tools
 - Tensorflow, Pytorch, Keras, Scikitlearn
 - R, Matlab, etc.
 - Mix between implementation and scientific terminologies
 - Thinking Deep Learning = AI
 - Without grasping the whys and when of different ML, DL, AI techniques
 - Optimizing performance = Finding the best Neural Net Architecture
- Soft Skills
 - Analytical (critical) thinking
 - Problem Solving
 - Creativity and Innovation
 - Several ways to improve a Deep Learning Model but which are the most promising ?
 - Is it the architecture
 - Is it something else ..
 - Sensitivity to Data
 - Reflex to visualize ...
 - Data, Results, Model Behavior, ...
 - Ability to interpret the results
 - Avoid the traps of Cross Validation ...
 - Methodology Best practices
 - Acquiring maturity in AI and machine learning
 - Which model is best for which problem, and why ?
 - Understanding when the problem is Model-wise and when it is not

Contributions on Handwriting Recognition

S RTP, CENPARMI, PUCPR, PARASCRIPT

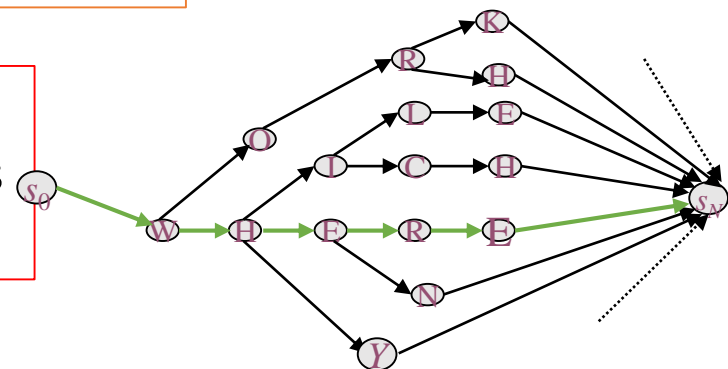
- Handwritten Address Recognition
- Bank Check Processing
- Form Recognition



- Character HMMs modeling the segmentation process
- Word Models dynamically built from character HMMs
- Over segmentation → Missing characters not frequent
- Context: Lexicons

Adaptation to Large Vocabulary Recognition
→ Tree Search + Reevaluation of character Hypotheses through Neural Nets, etc.

Tree search



Research Activities

Classification

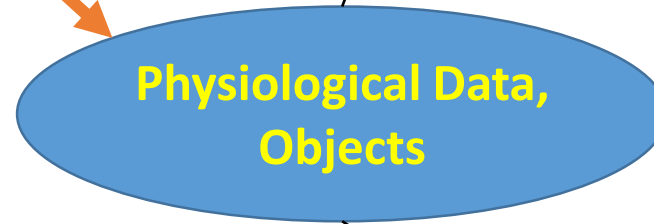
Prediction

Data Mining

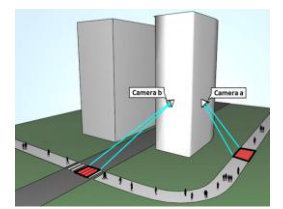


Unsupervised Deep NN for Indexing

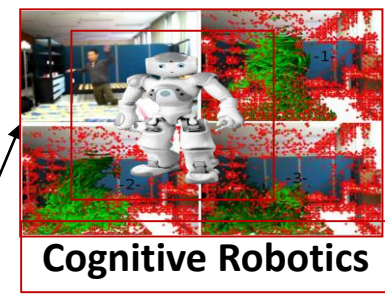
Image Indexing



Video surveillance

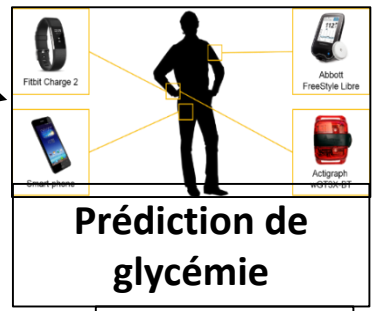


Sparse Representation for Unstructured Data



Cognitive Robotics

Efficient SVM & HCRF



Prédiction de glycémie

LSTM, CNN

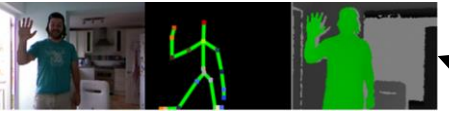


Hand vein biometrics

- Deep Learning
 - Unlabeled data
 - Quality assessment
 - Uncovering missing veins
 - One-short learning

end-to-end Deep Learning
BLSTM

One-shot Learning
Reconnaissance de gestes



Hybrid HMM-NN

Cyclical HMM

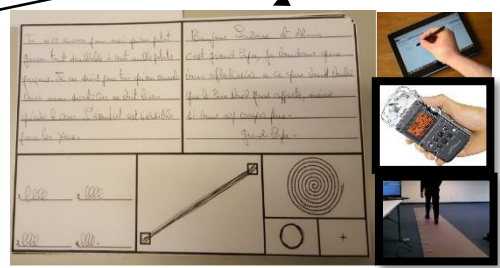


Gait recognition



Human mobility analysis

Unsupervised HMMs



Alzheimer & Handwriting + Voice + Gait

- Semi-Supervised Learning of Alzheimer related Handwriting Styles
 - Weakly labeled data

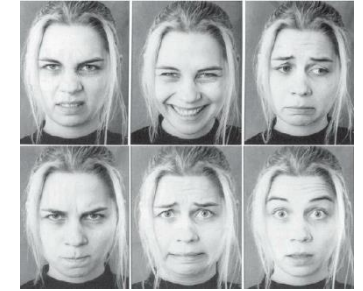
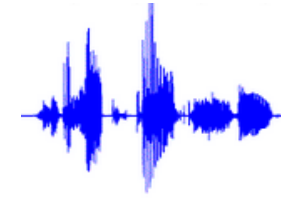
Domaines de Recherche

- **AI, Deep Learning**
 - Transfer Learning
 - Insufficiently sized learning sets
 - One or Few Shot learning (Siamese and Triplet model, etc.)
 - Adverse models to adapt learning to the intended transfer objective
 - Learning in the event of partial annotations
 - Semi-supervised learning
 - Interpretability of deep neural networks
 - Architecture allowing better interpretation of decisions
 - Important for e.g. digital health and autonomous cars.
 - Robustness of deep neural networks
 - Verification of the robustness of RNs.
 - New architectures and learning strategies to make them immune to malicious attacks.
- **Applications**
 - e-santé
 - **Prédiction de glycémie, Détection d'arythmie cardiaque**
 - Analyser **écriture sur tablette, voix et marche**
 - étude longitudinale en plus de l'étude transversale.
 - Réseaux de neurones profonds pour réaliser la **biométrie des veines de la main**, à partir d'un seul ou très peu d'échantillons d'apprentissage (**few-shot learning**)
 - Smart Agriculture
 - Indexation de documents anciens

Focus: Detection of Neurodegenerative diseases at an early stage

- D. Petrovska, M.A. El Yacoubi

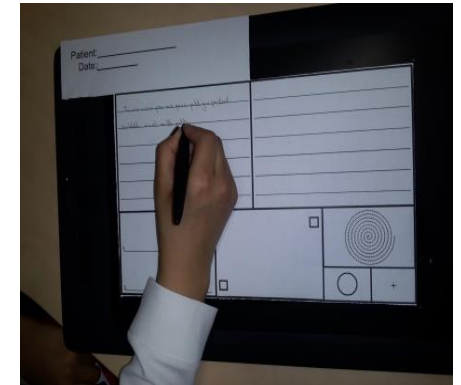
- Analysis of speech and face for the detection of neurodegenerative diseases, Stratification
 - Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC), GMM, Deep Learning
- Collaborative projects: Carnot TSN, ERA PERMED (EU ERA-Net)
- Partnership: Institut du Cerveau et de la Moelle épinière (ICM)



Ekman Emotions in the Human Face

- M. El Yacoubi,

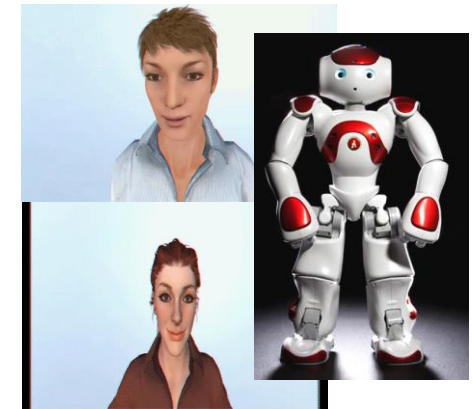
- characterization of Alzheimer disease at early stage by assessing writing impairments on digital tablets
 - *non-/semi-supervised learning, mutual information, co-clustering techniques, temporal representation learning*
- ❖ Collaborative projects: **Fondation MAIF** *Biométrie et santé sur tablette*, **Fondation Mines Telecom**
- ❖ Partnership: Hôpital Broca



■ Interaction: emotion, activity, speech recognition & dialogue

- D. Petrovska, G. Chollet, J. Boudy, M. El Yacoubi

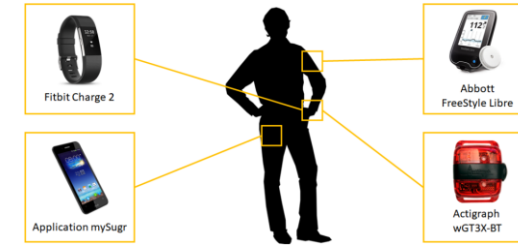
- communication support for disabled persons, emphatic conversational agents
- *Emotion detection from face expressions*
- *Detection of Human Activities of Daily Living*
- *Assistive Robotics*
- Virtual Coaching System for Smart Aging
 - *Acoustic HMM, natural language processing, dialog management, conversational agents, Deep Learning, Transfer Learning*
- ❖ Collaborative projects: **H2020 EMPATHIC**, **AAL vAssist**, **Feder**, **H2020 & Japan eVita**



Prediction based on worn-sensors

M.A. El Yacoubi, M. Ammi (Univ. Paris 8, ex. LIMSI)

- Prediction of Glycaemia for Patients with type 2 Diabetes
 - Adversarial Multi-sources transfer learning, Interpretability & Acceptability of Deep Learning
 - ❖ Collaborative Projects: **Digicosme**
 - ❖ Partnership: **Revesdiab** Association



Sensors worn by the patients



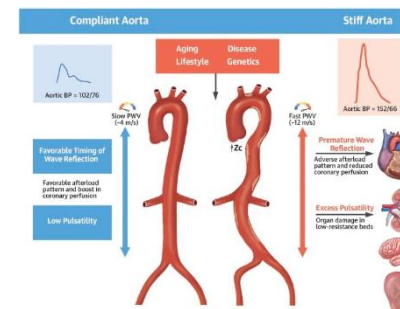
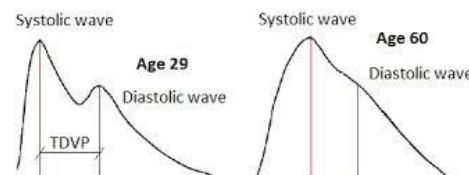
FSL + Activity bracelet



mySugr App

M.A. El Yacoubi, M. Ammi (Univ. Paris 8, ex. LIMSI)

- Design and implementation for wrist PPG signals to assess aortic stiffness and heart arrhythmia
 - Signal Processing, Filtering, Deep Learning, Interpretability
 - ❖ Collaborative Projects: **Axlife (CIFRE)**
 - ❖ Partnership: Clinique Bizet



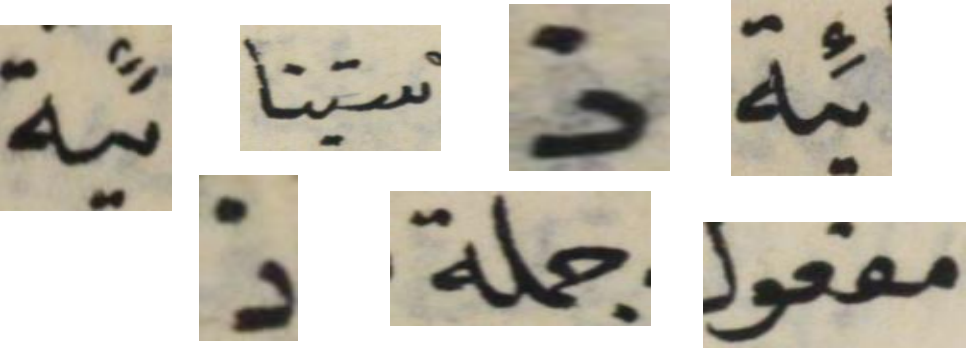
Chirinos, J.A. et al. J Am Coll Cardiol. 2019;74(9):1237-63.



Historical Arabic Documents Indexing Using Deep learning Approaches

Segmentation-based

consists in segmenting the input document into word parts.



Segmentation-free

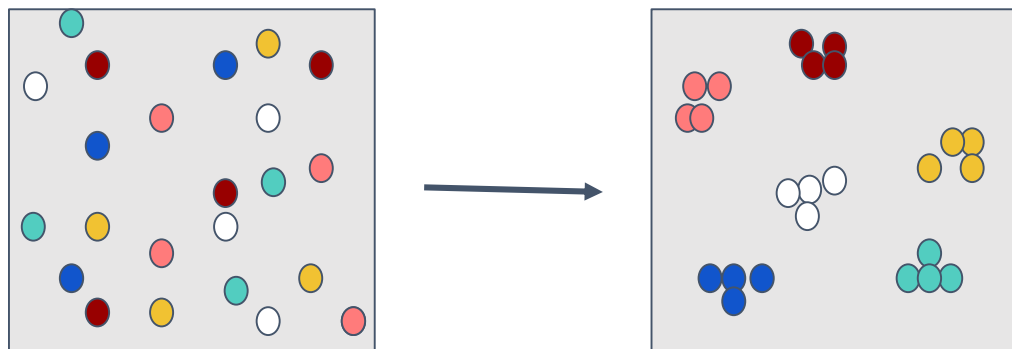
consists of selecting patches in the input document.



Word Spotting & Deep learning

Deep embedding representation

Consisting of an embedding space construction for inputs to obtain new feature representation.

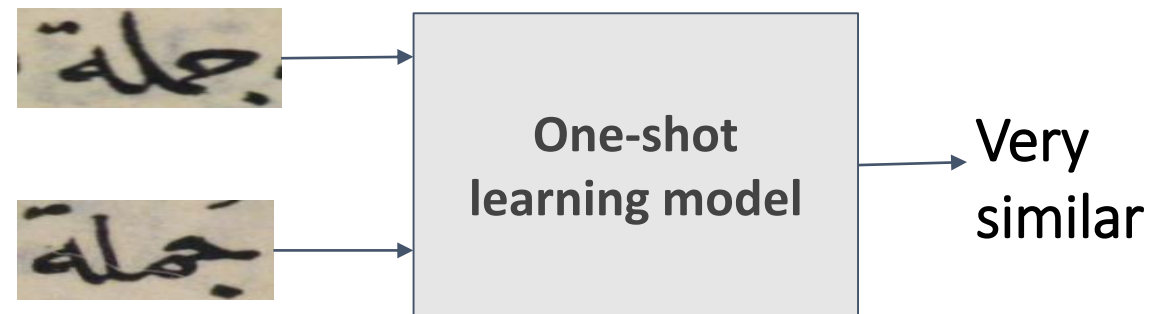


Space 1

Space 2

One-shot learning

Learning a similarity function, which takes two images as input and expresses how similar they are.



Transfer learning-based Deep Learning for smart irrigation from satellite images and embedded sensors

and embedded sensors

- Le système doit être en arrêt lorsque le champ est humide et démarre automatiquement lorsque le champ est sec
- Prédire, à l'aide de l'intelligence artificielle, la quantité d'eau nécessaire à l'irrigation en se basant sur les données des capteurs et des images satellitaires
- L'IA déployée sera fondée sur les réseaux de neurones profonds

Données d'entraînement
X_train

Sortie
Y_train

1200
Images

1200*200

CNN

Programme $f(X) = Y_{train} + E(X)$

After training

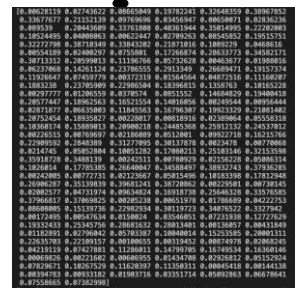
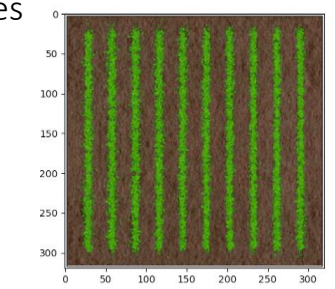
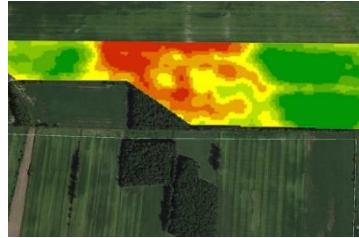
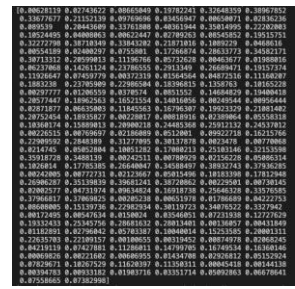
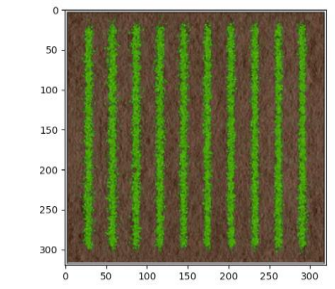
Comment valider le modèle de prédiction?

Dans notre cas, l'évaluation du modèle est basée sur le calcul de l'erreur « Mae » Erreur Absolue Moyenne

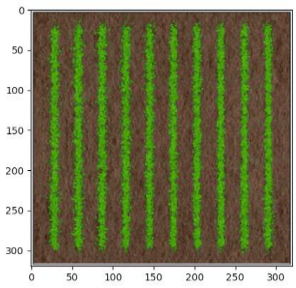
$$Mae = \frac{\sum_{i=1}^n \|\hat{y}_i - y_i\|}{n}$$

Trained CNN

Predicted labels



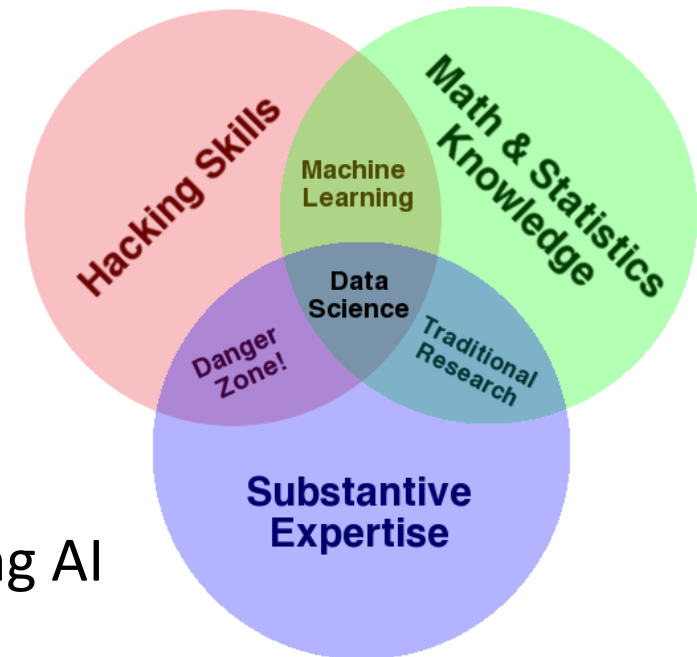
Test



Réflexions sur la Recherche en IA

Machine Learning, Data Science, etc.

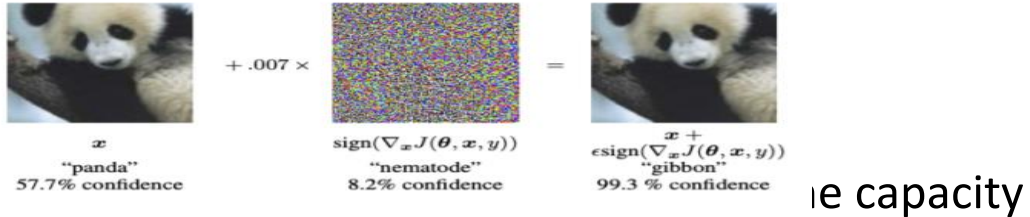
- Data Science
 - Data Preparation,
 - Probability, Statistics, Optimization
 - Machine Learning,
 - Artificial Intelligence: Symbolic + Machine Learning AI
- These 4 disciplines are interdependent
 - Machine learning is a fundamental component of Artificial Intelligence
 - Machine Learning is based on Probability, Statistics & Optimization Methods
 - Without data transformation, robust statistical models are hard to obtain



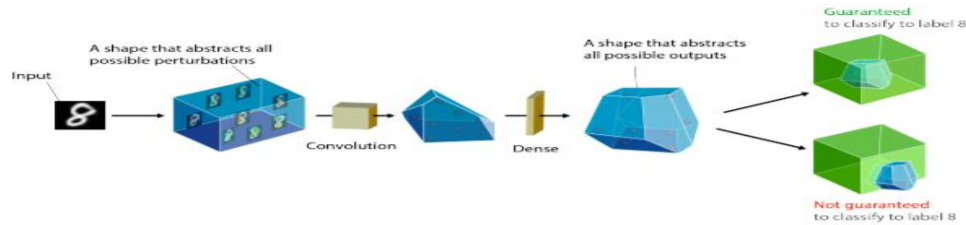
Réflexions sur la Recherche en IA

- Theoretical Aspects

- e.g. Verification of the Robustness of Neural Networks



- of this network to resist adversarial attacks (perturbations)
- State of the art: AI²: Abstract Interpretation of AI



- Our work Work: Develop an AI2 model that works for *Leaky ReLu* Activation Function

- Didn't exist before

- Applicative Aspects

- Key Elements

- Understanding the problems
- Involving the stakeholders
- Going beyond the state of the art

- e.g. e-health

- Involving early the stakeholders in the specification of the tools to be developed
 - Patients, Doctors, Hospitals, etc.
- Develop a tool that
 - not expensive, not invasive, easy to use in practice
 - Can be used as an aide to diagnostic
- Ethical

Apprentissage profond sous contraintes biomédicales pour la prédiction de la glycémie future de patients diabétiques

Soutenance de thèse: Décembre 2020

Maxime De Bois

Co-directeurs de thèse :

Mehdi Ammi

Mounîm A. El Yacoubi

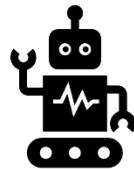
Prédiction de la glycémie

Objectif

Création d'un modèle prédisant la glycémie future des personnes diabétiques



Système d'alarme



Pancréas artificiel



Éducation thérapeutique

Limites pratiques et cliniques



Population

type 2
non étudié

Études

difficilement
comparables

Résultats

peu de
consensus

Apprentissage

critères biomédicaux
non pris en compte

Modèles

complexes et
non interprétables

Création corpus
de type 2

Base de résultats
de référence

Amélioration de
l'acceptabilité clinique

Modèles complexes
mais interprétables

Objectif : collecter des données



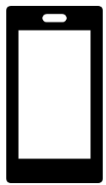
Population

type 2



Nature

variées



Matériel

Capteurs
usuels



Quantités

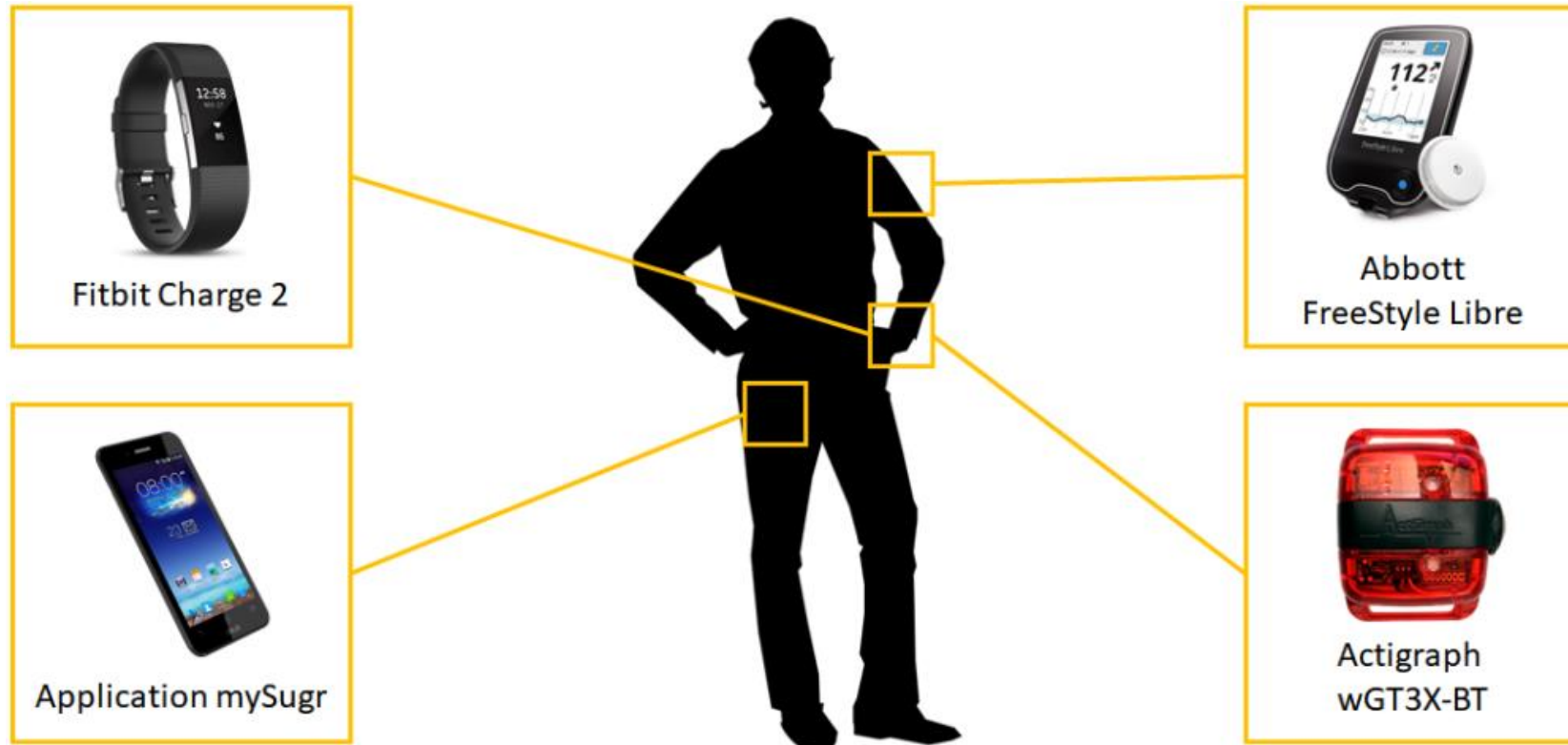
Grandes par
patient

Partenariat



- Préparation et suivi de la campagne
- Identification des patients
- Dossier éthique : RCB 2018-A00312-53

Matériel expérimental



Capteurs portés par le patient pendant une durée de 30 jours



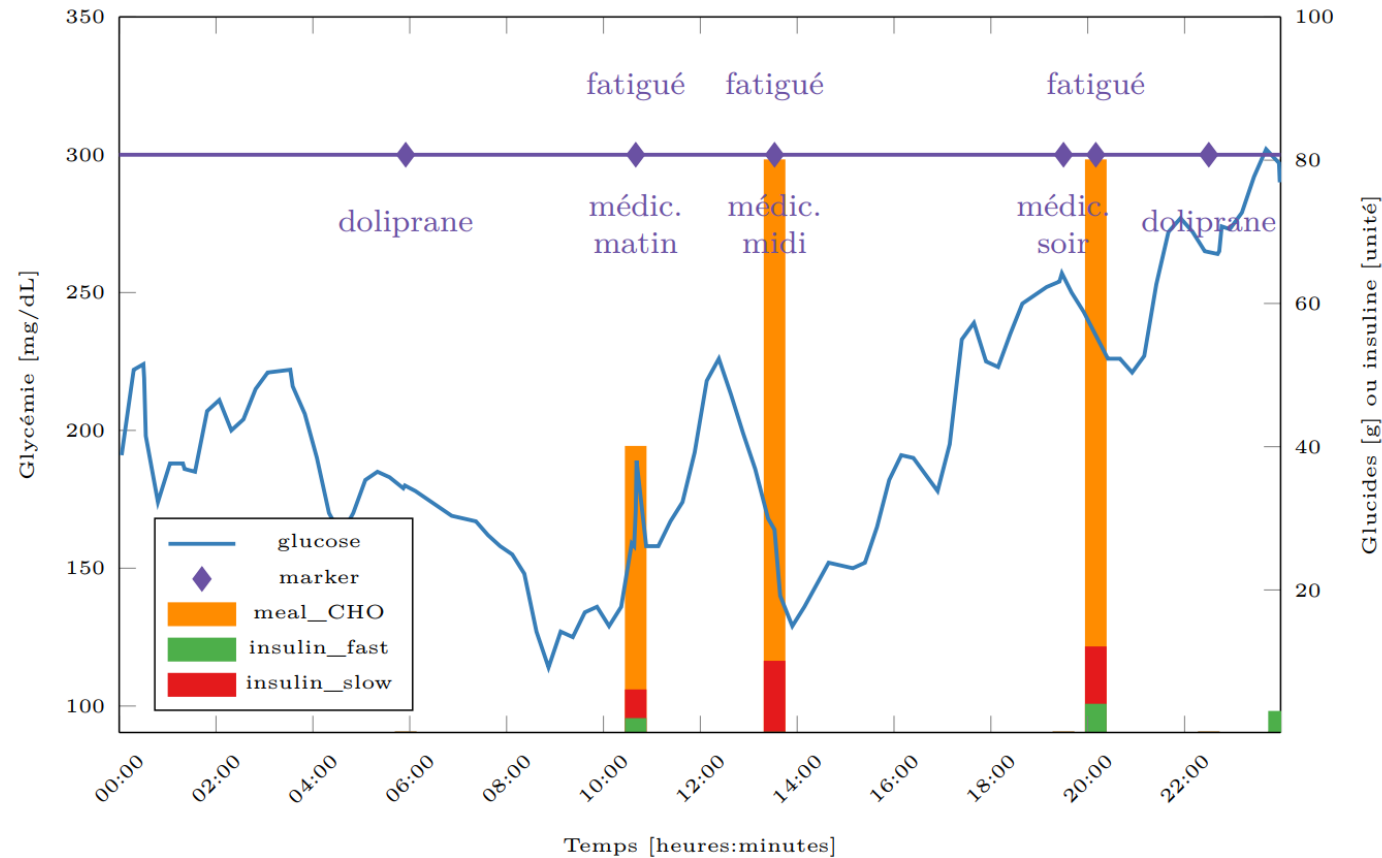
FSL + bracelet d'activité physique



Application mySugr

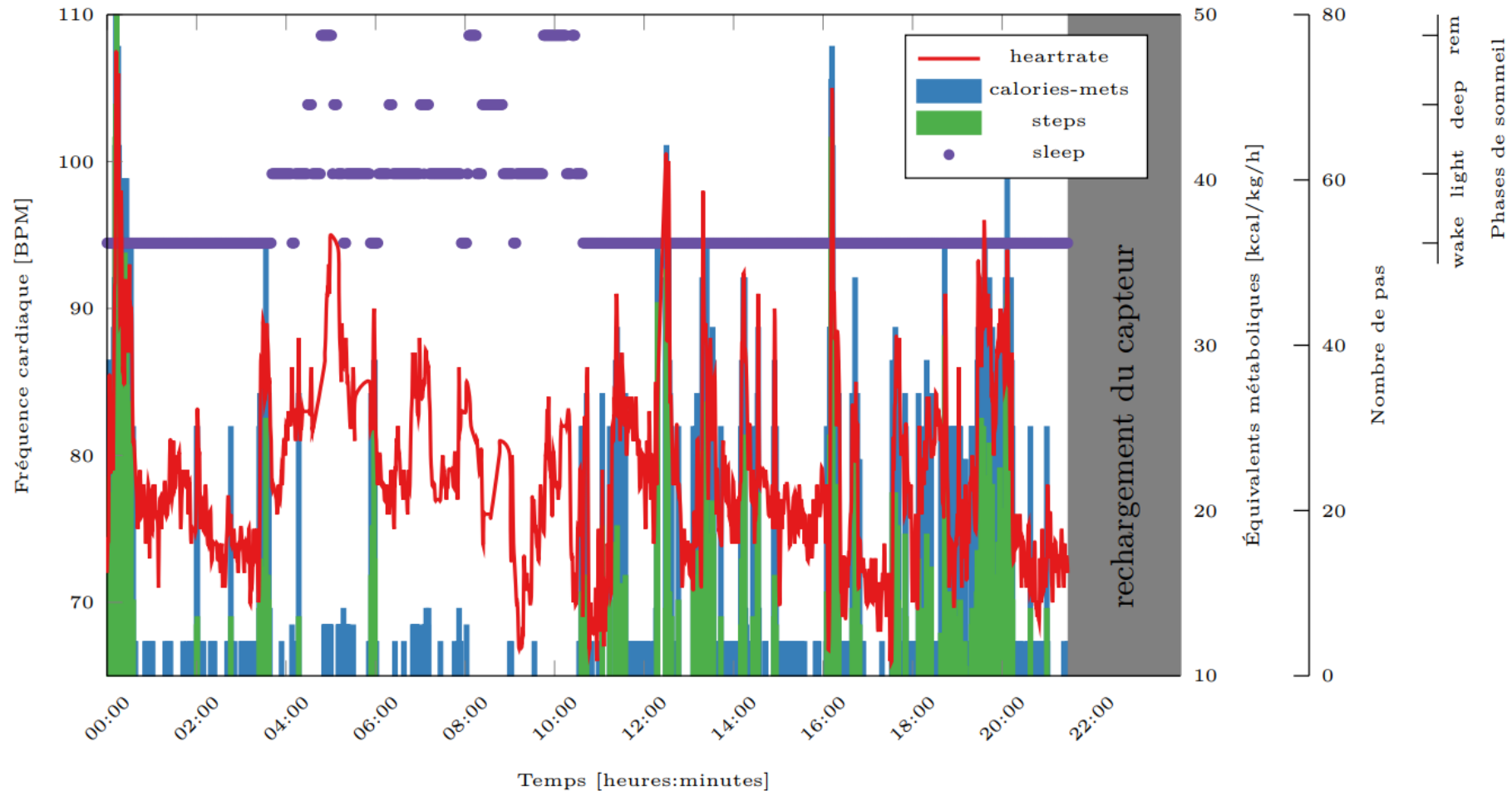
Exemple de données récoltées (1)

- Suivi de personnes sur 1 mois



Données de glycémie, de glucides, d'insuline, de médicaments, et d'humeur pour une journée d'un patient IDIAB

Exemple de données récoltées (2)

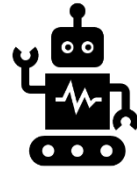


Données d'activité physique et de sommeil pour une journée d'un patient IDIAB



Horizons de prédiction

- Court terme :
30 minutes
- Moyen terme :
60 minutes
- Long terme :
120 minutes



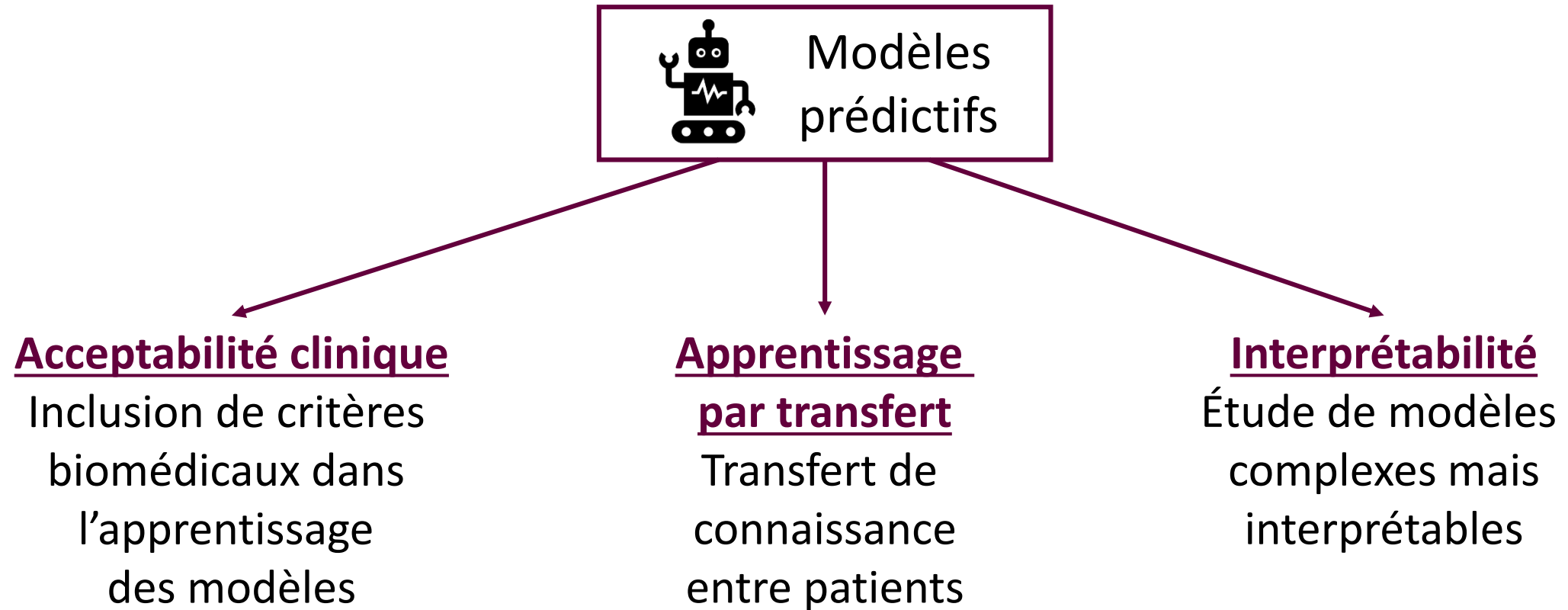
Modèles prédictifs

- Régression linéaire :
AR, ARX
- Apprentissage automatique :
SVR, GP
- Apprentissage profond :
FFNN, LSTM, ELM



Populations diabétiques

- Type 1 :
OhioT1DM
- Type 2 :
IDIAB
- Virtuel (type 1) :
T1DMS



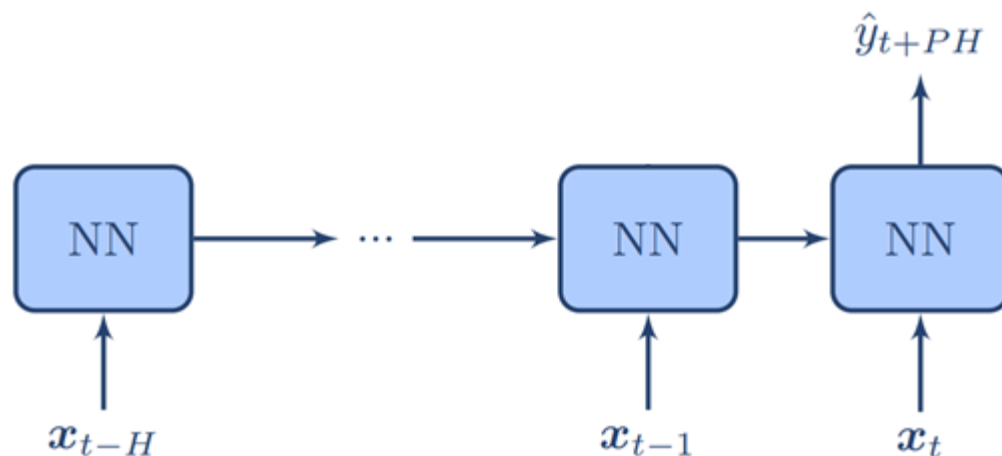
Acceptabilité clinique: Erreur quadratique moyenne cohérente

27

Entraînement standard

Fonction de coût :

$$MSE(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_n (y_n - \hat{y}_n)^2$$



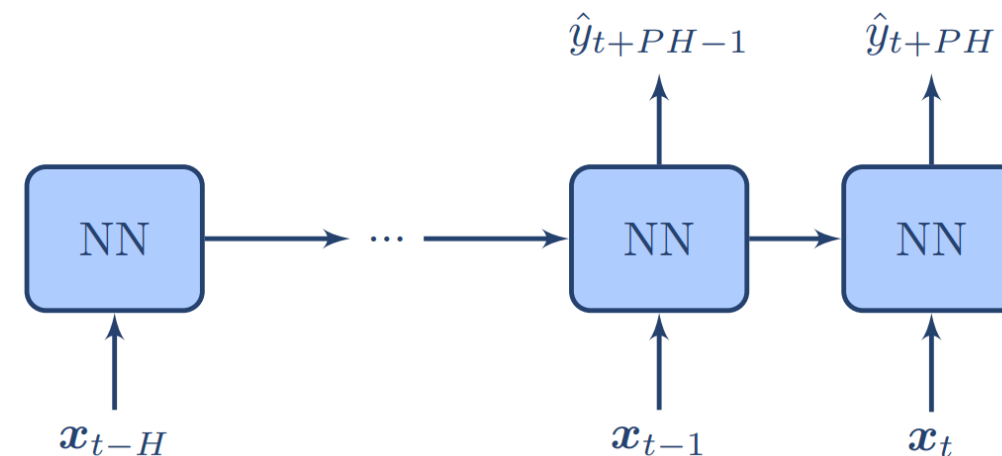
Réseau de neurones récurrents à une sortie

Proposition : pénaliser les erreurs de variations prédites

Fonction de coût :

$$cMSE(y, \hat{y}) = MSE(y, \hat{y}) + c \cdot MSE(\Delta y, \Delta \hat{y})$$

- c : facteur de cohérence
- Δy : variation de glycémie



Réseau de neurones récurrents à deux sorties



Acceptabilité clinique

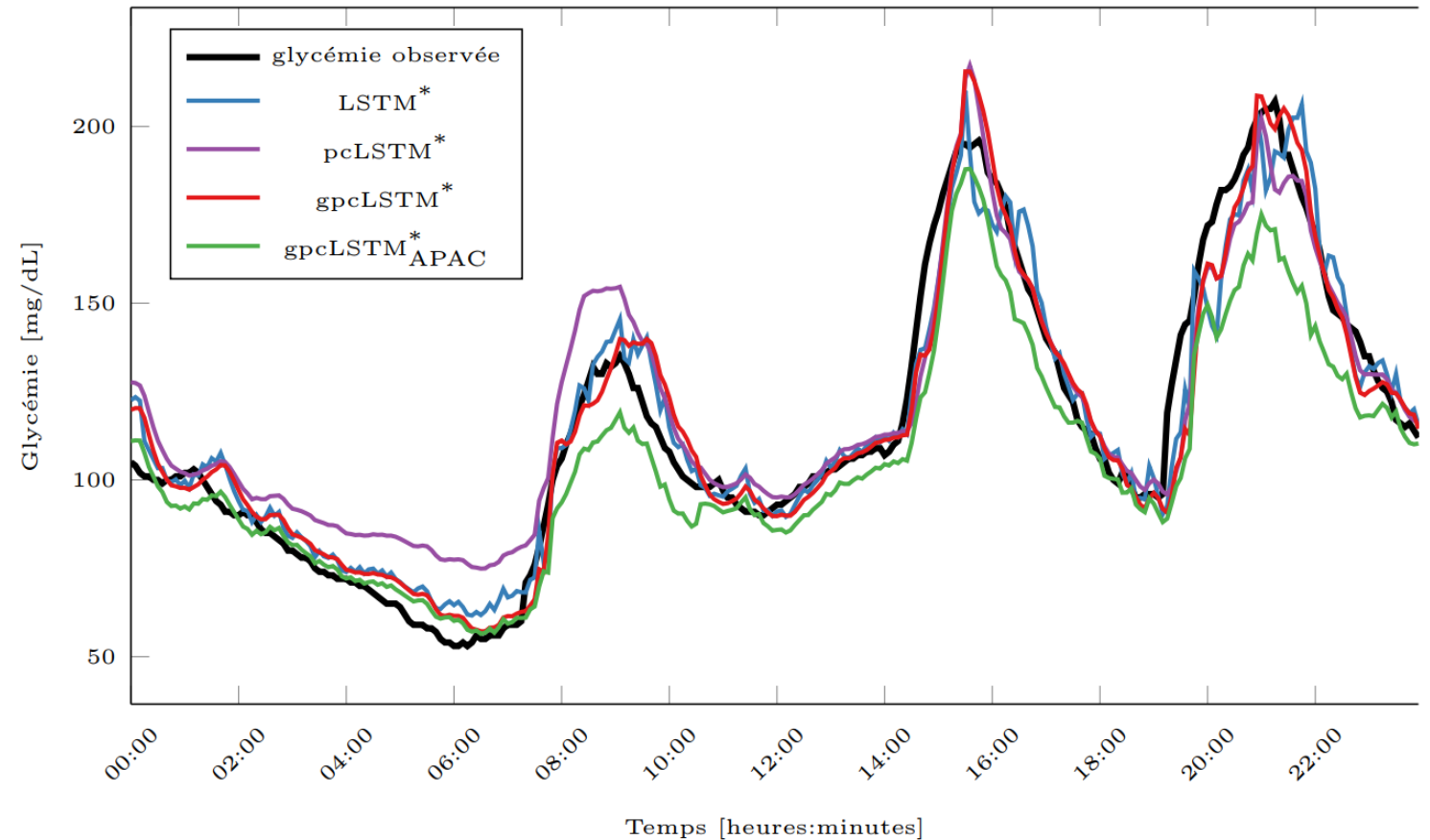
Amélioration

- Pour IDIAB et OhioT1DM
- En région d'hypoglycémie
- Surpasse tous les modèles du benchmark GLYFE



Précision statistique

Détérioration en fonction du compromis

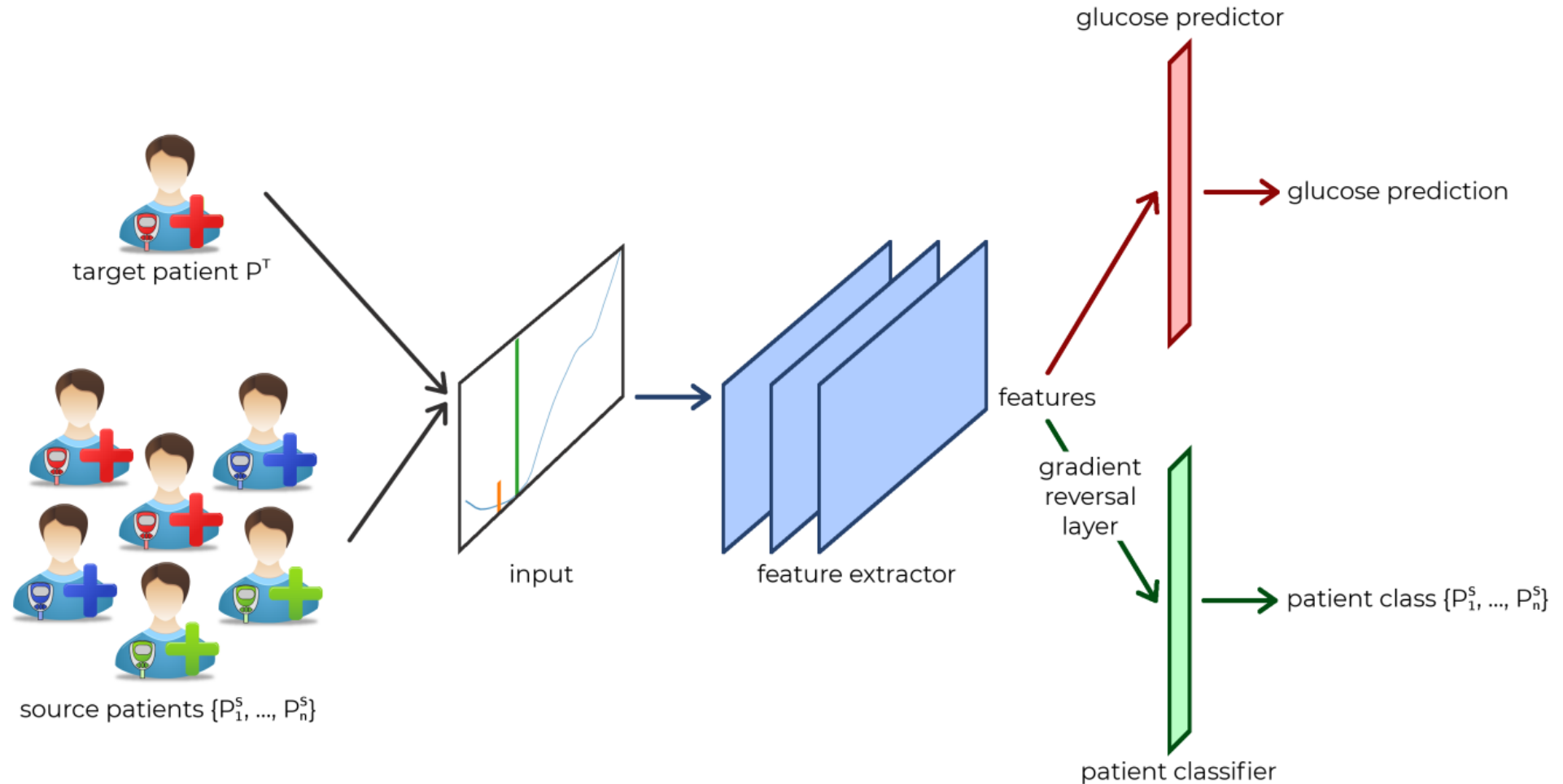


Prédictions pour une journée d'un patient par un modèle LSTM entraîné avec différentes fonctions de coût

Cible : un patient différent des patients sources

Sources : patients des jeux

- IDIAB
- OhioT1DM
- T1DMS

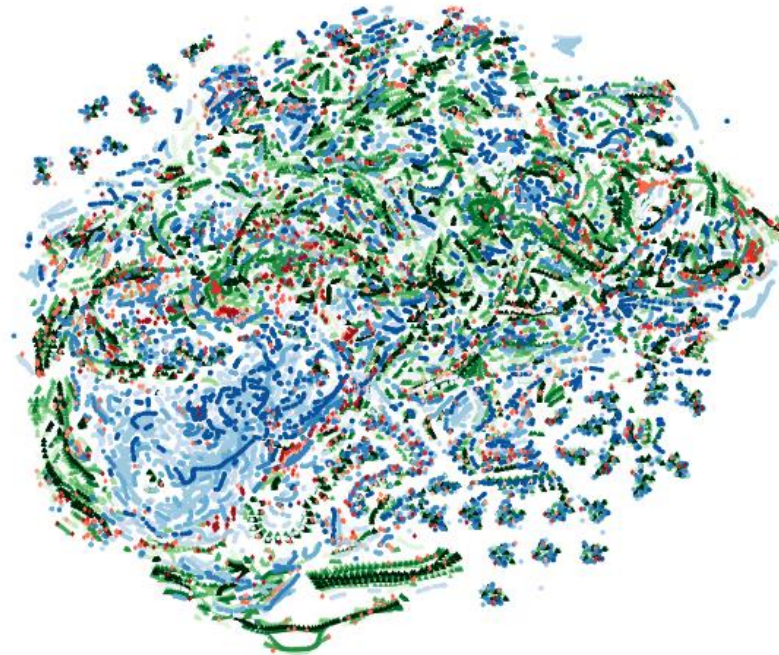


→ Amélioration significative de la prédiction par rapport à l'état de l'art

Visualisation t-SNE de la représentation cachée
d'un modèle pour un transfert utilisant les 3 jeux



Apprentissage par transfert standard



Apprentissage par transfert adverse

Transfert standard

Descripteurs peu généraux :

- Discrimination des jeux de données
- Discrimination des patients d'un même jeu

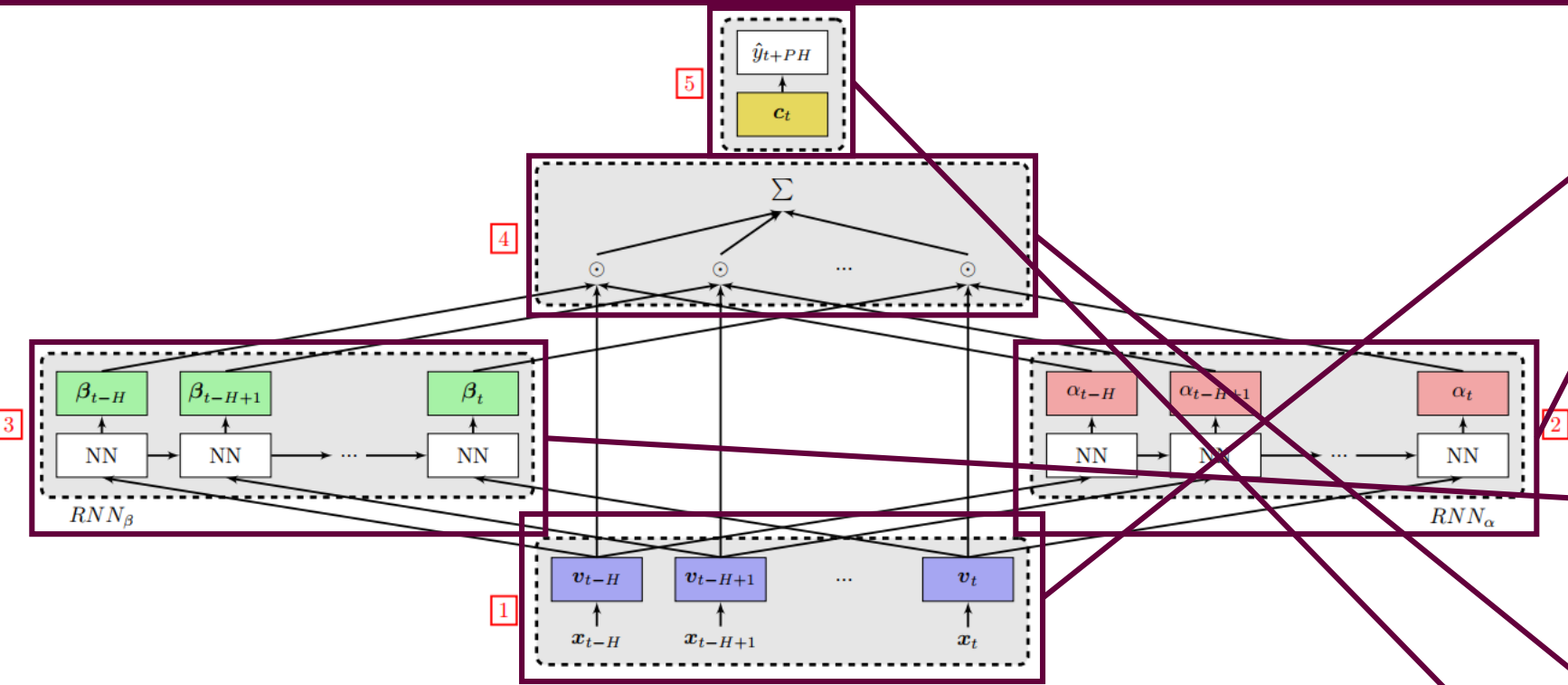
Transfert adverse

Descripteurs *plus* généraux :

- Indifférenciation des jeux de données
- Indifférenciation des patients d'un même jeu

- ◆ Patients IDIAB
- Patients OhioT1DM
- ▲ Patients T1DMS

Interprétabilité: Architecture RETAIN [Choi, 2018] 31



1. Extraction de descripteurs par instant temporel passé
2. Calcul de l'attention à l'instant temporel
3. Calcul de l'attention à la variable
4. Pondération des descripteurs par les deux attentions
5. Calcul de la prédiction

x_t : glycémie, insuline et glucides à instant t

v_t : descripteurs extraits à l'instant t

α_t : attention temporelle aux descripteurs à l'instant t

β_t : attention à la variable aux descripteurs à l'instant t

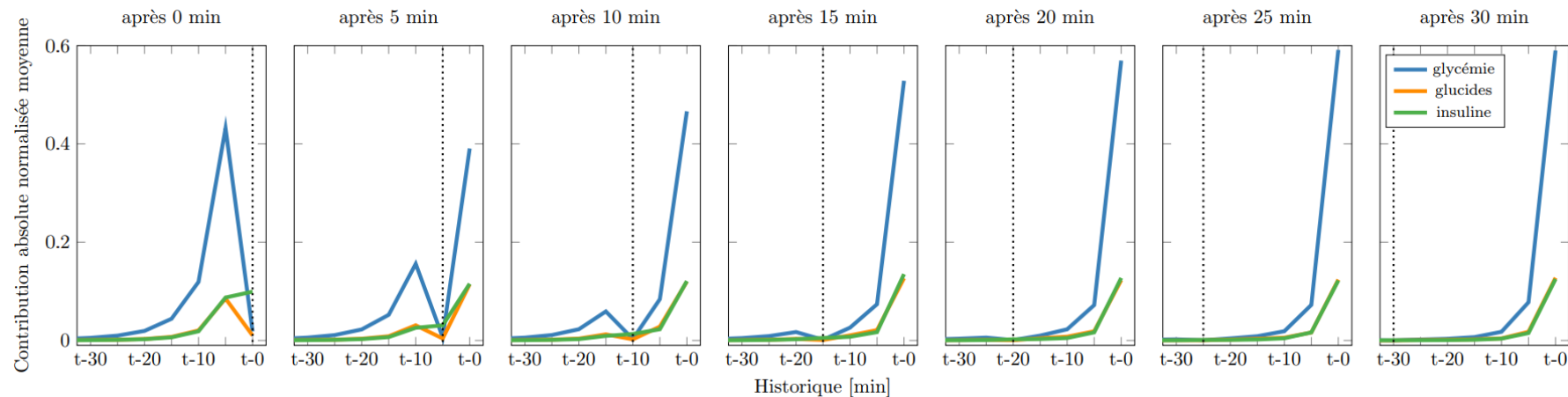
Performances

Compromis entre précision et interprétabilité :

- Meilleur que les modèles interprétables (e.g., DT, ARX)
- Moins bons que les autres modèles profonds (e.g., LSTM, FCN)

Analyse

- Historique de plus d'une heure pas utilisé
- Glycémie passée le plus important
- Modification du comportement prédictif suite à une prise de glucides ou d'insuline



Evolution de la contribution des variables d'un patient de OhioT1DM suite à une prise d'insuline

Journaux internationaux

1. **M. De Bois**, M. A. El Yacoubi, M. Ammi. Enhancing the Interpretability of Deep Models in Healthcare Through Attention : Application to Glucose Forecasting for Diabetic People. *arXiv preprint arXiv:2009.03732*, *accepté à International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2020.
2. **M. De Bois**, M. Ammi, M. A. El Yacoubi. Integration of Clinical Criteria into the Training of Deep Models : Application to Glucose Prediction for Diabetic People. *arXiv preprint arXiv:2006.10514*, *soumis pour revue*, 2020.
3. **M. De Bois**, M. A. El Yacoubi, et M. Ammi. Adversarial multi-source transfer learning in healthcare: Application to glucose prediction for diabetic people. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2020, p. 105874.
4. **M. De Bois**, M. A. El Yacoubi, M. Ammi. GLYFE : Review and Benchmark of Personalized Glucose Predictive Models in Type-1 Diabetes. *arXiv preprint arXiv:2006.15946*, *soumis à Artificial Intelligence in Medicine*, 2020.

Conférences internationales

5. **M. De Bois**, M. A. El Yacoubi, M. Ammi. Interpreting Deep Glucose Predictive Models for Diabetic People Using RETAIN. *arXiv preprint arXiv:2009.04524*, *accepté à International Conference on Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2020.
6. **M. De Bois**, M. A. El Yacoubi, M. Ammi, M. (2019, July). Study of short-term personalized glucose predictive models on type-1 diabetic children. In 2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN) (pp. 1-8). IEEE .
7. **M. De Bois**, M. A. El Yacoubi, M. Ammi, M. (2019, December). Prediction-coherent LSTM-based recurrent neural network for safer glucose predictions in diabetic people. In International Conference on Neural Information Processing (pp. 510-521). Springer, Cham.
8. **M. De Bois**, M. A. El Yacoubi, M. Ammi. (2019, October). Model fusion to enhance the clinical acceptability of long-term glucose predictions. In BIBE 2019: 19th International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (pp. 258-264). IEEE Computer Society.

Poster

9. **M. De Bois**, M. A. El Yacoubi, M. Ammi. Study of Short-Term Personalized Glucose Predictive Models in Diabetes. Journée IMT IA & Santé, 2018.

Logiciels Open Source

10. **M. De Bois**. Multi-source adversarial transfer learning in glucose prediction for type-2 diabetic patients, 2020. URL <https://github.com/dotXem/GlucosePredictionATL>. DOI : 10.5281/zenodo.3699846.
11. **M. De Bois**. Interpreting deep glucose predictive models through the retain architecture, 2020. URL <https://github.com/dot> DOI : 10.5281/zenodo.3951702.
12. **M. De Bois**. Integration of clinical criteria into the training of deep models : Application to glucose prediction for diabetic people, 2020. URL <https://github.com/dotXem/DeepClinicalGlucosePrediction>. DOI : 10.5281/zenodo.3904234.
13. **M. De Bois**. CG-EGA Python Implementation, 2019. URL <https://github.com/dotXem/CG-EGA>. DOI : 10.5281/zenodo.3459590.
14. **M. De Bois**. GLYFE, 2019. URL <https://github.com/dotXem/GLYFE>. DOI : 10.5281/zenodo.3234605.

Thank you

Questions ?